

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХАОТИЧЕСКИХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Р. А. Федоров

ВВЕДЕНИЕ

Под временным рядом понимается последовательность экспериментальных данных, полученных в результате наблюдений за некоторым процессом или характеристикой системы. Задача прогнозирования временных рядов встречается в различных областях науки и техники [1–4].

В связи с повышением цен на традиционные ископаемые источники энергии и понижением цен и увеличением эффективности нетрадиционных энергетических установок появляется возможность использовать энергию солнца и ветра в повседневной жизни. В частности, при проектировании и реализации энергетических установок, основанных на скорости ветра, очень важно оценить ожидаемый экономический эффект от их использования. Цель настоящей работы – изучение возможности прогнозирования скорости ветра по значениям скоростей, измеренным в предшествующие моменты времени.

1. ОПИСАНИЕ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

1.1. РСС-модель

Случайный процесс «авторегрессии – скользящего среднего» [1] является одной из наиболее популярных конструкций при моделировании по наблюдаемым временным рядам. Процесс авторегрессии и скользящего среднего порядка (p, q) (обозначается $APCC(p, q)$ или $ARMA(p, q)$) задается выражением:

$$x_n = \xi_n + \sum_{i=1}^p \phi_i x_{n-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i \xi_{n-i}$$

Этот процесс зависит от параметров, количество которых равно $p + q + 1$.

АРСС-модель более полувека была основным аппаратом для моделирования и прогноза сложных процессов на практике. Только в последние два десятилетия с развитием вычислительной техники и нелинейной динамики АРСС-модели все больше сдают свои позиции в результате конкуренции с нелинейными моделями.

1.2. Методы глобальной и локальной реконструкций

Пусть имеется скалярный временной ряд, содержащий N значений наблюдаемой величины v , измеренных в последовательные моменты

времени t_i : $v_i = v(t_i)$, $i = 1, \dots, N$ Будем строить модель в виде $v_{j+D} = G(v_j, v_{j+1}, \dots, v_{j+D-1})$. Функцию G выберем в виде полинома порядка K :

$$G(x_1, x_2, \dots, x_D) = \sum_{l_1, l_2, \dots, l_D=0}^K c_{l_1, l_2, \dots, l_D} \prod_{j=1}^D x_j^{l_j}, \quad \sum_{j=1}^D l_j \leq K.$$

В отличие от глобальных моделей, направленных на описание динамики во всем фазовом пространстве, локальные модели описывают поведение системы «по кускам» (по-разному в различных небольших областях фазового пространства) [2,3].

1.3. Итерационный и прямой методы прогноза

Чтобы осуществить прогноз на несколько итераций вперед, можно использовать предсказанное значение $v(t_{N_{train}+D+1})$ в качестве нового известного значения входной переменной. Далее нужно найти ближайших соседей для полученного вектора состояния $\mathbf{x}(t_{N_{train}+2})$, провести аппроксимацию функции $G(x_1, x_2, \dots, x_D) = c_0 + \sum_{i=1}^D c_i x_i$ уже в окрестности этого нового вектора и сделать прогноз следующего значения величины v , и т.д. Такой метод прогноза называется итерационным.

Возможен и другой метод прогноза, который называется прямым. Он состоит в том, что для прогноза на T интервалов выборки вперед (с упреждением T) непосредственно аппроксимируется зависимость $v(t_{n_i+D-1+T})$ от $\mathbf{x}(t_{n_i})$. Таким образом, для прогноза с любым упреждением достаточно только один раз отыскать ближайших соседей вектора $\mathbf{x}(t_{N_{train}+1})$.

1.4. Использование нейронных сетей

Искусственные нейронные сети (ИНС) – вид математических моделей, которые строятся по принципу организации и функционирования их биологических прототипов – сетей нервных клеток (нейронов) мозга (рис. 1). Особенности и результаты их применения рассмотрены далее.

2. РЕАЛИЗАЦИЯ ИНС И АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ

Для реализации алгоритма прогнозирования со скользящим окном использована сеть Элмана [4] и с ее помощью получен достаточно хороший прогноз временного ряда (рис. 2).

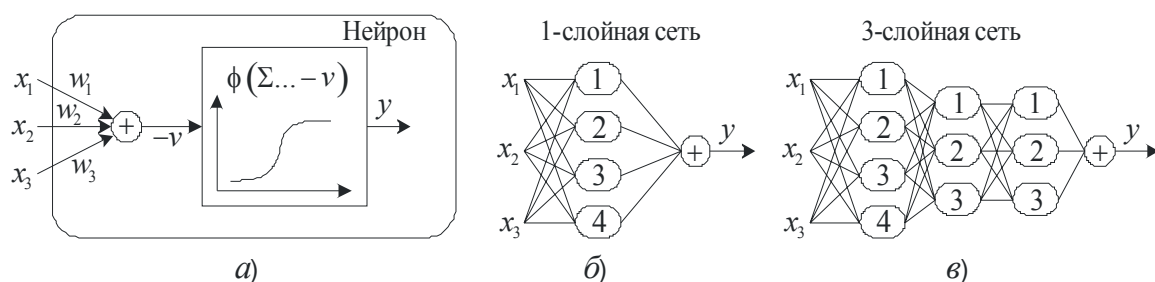


Рис. 1 Стандартный формальный нейрон (а),
схема однослойной искусственной нейронной сети с одним выходом (б)
и схема многослойной искусственной нейронной сети с одним выходом (в)

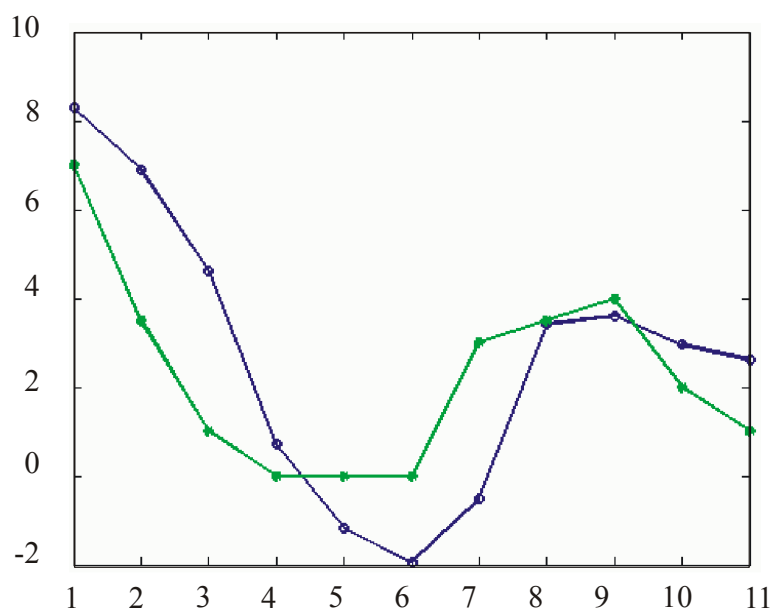


Рис. 2. Результат прогнозирования временного ряда
(светлая зеленая линия – реальные значения, темная синяя – прогноз)

Увеличение количества нейронов в скрытом слое сети Элмана может вызвать явление переобучения, при меньшем ИНС будет недообучена.

Анализ разнообразных методы прогнозирования временных рядов, их достоинств и недостатков, показывает, что использование нейронных сетей для прогнозирования скорости ветра отвечает требованиям по точности прогноза. Огромным достоинством нейронных сетей является то, что они могут найти различные виды зависимостей, как линейных, так и нелинейных. При этом исключается необходимость рассматривать все факторы, влияющие на скорость ветра, по отдельности. Использованная сеть Элмана, имеет обратные связи с задержкой, что позволяет повысить точность долговременного прогноза.

Литература

1. Бокс Дж., Дженкинс Т. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир. 1974. 242 с.

2. *Farmer J. D., Sidorowich J. J.* Predicting chaotic time series // *Phys.Rev.Lett.* 1987. V. 59. P. 845–848.
3. *Casdagli M.* Nonlinear prediction of chaotic time series // *Physica D.* 1989. V. 35. P. 335–356.
4. *Лутковский В.М.* Нейронные сети. Минск. БГУ. 2003. 99 с.

ПОСТРОЕНИЕ СИСТЕМЫ РАСПРЕДЕЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДИНАМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В МОЛЕКУЛЯРНЫХ СИСТЕМАХ

Е. И. Хацук

ВВЕДЕНИЕ

Прогресс в области компьютерного моделирования открыл новые возможности для проведения исследований систем высокой сложности. Эти системы характеризуются значительным числом взаимодействующих компонентов (в свою очередь являющихся подсистемами), многообразием связей между своими компонентами, нелинейностью поведения и, как следствие, сложностью прогнозирования. Моделирование таких систем требуют для исполнения все большее и большее количество вычислительных ресурсов, которые может предоставить только мультипроцессорная и распределенная вычислительная техника. Именно поэтому достаточно актуальным является построение системы распределенного моделирования.

Одним из примеров таких систем являются молекулярные системы, моделирование которых требует большой вычислительной мощности. В данной работе рассмотрен метод молекулярной динамики, в основе которого лежит численный расчет траекторий движения частиц. Этот подход позволяет рассчитать любое свойство системы, как термодинамическое, так и кинетическое, таким образом, предоставляя исчерпывающую информацию о системе.

Целью данной работы являлась разработка системы распределенного моделирования динамических процессов в молекулярных системах.

Одним из свойств моделирования молекулярной динамики является высокий параллелизм. Это позволяет успешно применять параллельные технологии для их обчёта. Являясь наиболее универсальным подходом, распределенное моделирование, в то же время предъявляет максимально высокие требования к скорости передачи данных между узлами кластера. Только в случае, когда обчёт модели занимает значительное время (от нескольких секунд) удастся получить выигрыш по скорости.